

독립 가변 스텝사이즈 부밴드 인접투사 알고리즘

최훈*

Individual Variable Step-Size Subband Affine Projection Algorithm

Hun Choi*

*Professor, Department of Electronic Engineering, Dong-Eui University, Busan, 47340 Korea

요약

긴 길이의 적응 필터와 높은 상관도의 입력신호를 사용하는 적응 필터링 응용에서 적응 필터의 수렴성능을 향상시키기 위해 가변 스텝사이즈를 이용하는 부밴드 인접투사 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘은 다위상 분해와 노블아이덴티티를 적용한 M -부밴드 구조에서 각 적응 부필터별 서로 다른 스텝사이즈를 사용함으로써 빠른 수렴속도와 작은 정상상태오차를 얻을 수 있다. 각 갱신시점에서 적응 필터의 평균자승오차를 최소화하도록 유도된 스텝사이즈는 가변 스텝사이즈를 사용하는 기존 알고리즘에 비해 좋은 수렴성능을 보인다. 기존 알고리즘에 비해 우수한 제안한 알고리즘의 수렴성능을 확인하기 위해 시스템 식별 모델을 고려하여 AR(1)과 AR(2) 유색 입력 신호에 대한 최소자승편차에 대한 컴퓨터 시뮬레이션을 수행한다.

ABSTRACT

This paper presents a subband affine projection algorithm with variable step size to improve convergence performance in adaptive filtering applications with long adaptive filters and highly correlated input signals. The proposed algorithm can obtain fast convergence speed and small steady-state error by using different step sizes for each adaptive sub-filter in the subband structure to which polyphase decomposition and noble identity are applied. The step size derived to minimize the mean square error of the adaptive filter at each update time shows better convergence performance than the existing algorithm using a variable step size. In order to confirm the convergence performance of the proposed algorithm, which is superior to the existing algorithm, computer simulations are performed for mean square deviation(MSD) for AR(1) and AR(2) colored input signals considering the system identification model.

키워드: 적응 필터링, 부밴드 필터링, 인접투사 알고리즘, 가변 스텝사이즈, 평균자승편차

Keywords: Adaptive filtering, Subband filtering, Affine projection algorithm, Variable step size, Mean square deviation

Received 23 December 2021, Revised 24 December 2021, Accepted 26 January 2022

* Corresponding Author Hun Choi(E-mail:hchoi@deu.ac.kr, Tel:+82-51-890-1673)

Professor, Department of Electronic Engineering, Dong-Eui University, Busan, 47340 Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2022.26.3.443>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

© This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서론

음향반향제거 응용에서 시간이 지남에 따라 변화하는 반향경로(echo path)의 실시간 추정을 위해 긴 길이의 적응 필터(adaptive filter)가 사용된다. 그러나 긴 길이의 적응 필터는 적응 필터의 계수를 추정하는데 필요한 계산 복잡도가 증가하며 수렴 성능이 저하되는 단점이 있다. 특히, 음성과 같이 상관도가 높은 입력신호에 대해 적응 필터의 수렴 속도는 더욱 느려지며 정상상태 오차는 증가하게 된다[1,2]. 근래에 인접 투사(affine projection; AP) 알고리즘과 부밴드 적응 필터링(subband adaptive filtering; SAF)을 결합한 부밴드 인접 투사(subband AP; SAP) 적응 필터에 대한 관심이 증가하고 있다[3-6]. SAP 적응 필터는 AP 알고리즘과 부밴드 필터링이 공통적으로 갖는 입력신호 상관제거(decorrelating) 효과를 이용하여 적응 필터의 수렴 성능을 개선할 수 있다. AP 알고리즘은 입력신호가 생성하는 인접 부평면(affine subspace)으로의 투사(projection)를 통해 입력신호를 백색화한다. 부밴드 필터링은 입력신호를 여러 주파수 대역으로의 분해함으로써 각 부밴드에서 신호의 고유치 분포를 줄일 수 있어 입력신호의 상관도를 줄일 수 있다. 특히, 다위상 분해(polyphase decomposition)와 노블 아이덴티티(noble identity) 기법을 적용한 SAP 적응 필터는 적응 필터의 계수 갱신에 필요한 계산 복잡도를 효과적으로 줄일 수 있다[5]. 이러한 적응 필터의 계수 갱신(coefficient updating)에서 스텝사이즈(step size)의 선택은 적응 필터의 수렴 성능을 결정하는 중요한 파라미터(parameter)이다. 스텝사이즈는 적응 필터의 초기 단계에서 수렴 속도(convergence speed)를 결정할 뿐만 아니라 수렴 단계에서 정상상태오차(steady-state error)의 크기를 결정하게 된다. 일반적으로 큰 스텝사이즈의 선택은 수렴 속도를 빠르게 하지만 정상상태오차가 함께 증가한다. 반면, 작은 스텝사이즈는 수렴 속도를 느리게 하지만 정상상태오차가 줄어든다. 이러한 스텝사이즈 선택에 따른 수렴속도와 정상상태오차 사이의 절충 문제를 해결하기 위해 적응 필터는 일반적으로 적응 필터의 수렴 정도에 따라 스텝사이즈를 조정하는 가변스텝사이즈를 사용한다. 적응 필터의 계수 갱신을 할 때 크기가 변화하는 가변 스텝사이즈를 사용하면 수렴속도는 향상되며 정상상태오차를 줄일 수 있다[7-10].

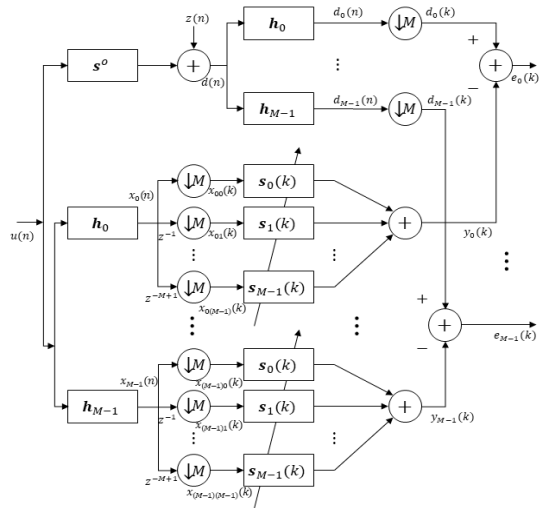


Fig. 1 Subband adaptive system identification

본 논문은 다위상 분해와 노블 아이덴티티가 적용된 SAP 적응 필터를 위한 스텝사이즈를 조정 방법을 제안한다. 제안한 방법은 다위상 분해된 SAP 적응 부필터(adaptive sub-filter)의 계수 갱신을 위해 사용되는 부밴드 경사벡터별 서로 다른 스텝사이즈를 사용함으로써 빠른 수렴속도와 작은 정상상태오차를 얻을 수 있다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 제안한 알고리즘의 수렴속도와 정상상태오차의 향상된 성능을 확인한다.

II. 기존 SAP 알고리즘

그림 1은 M -부밴드 적응시스템 식별 모델이다. 다위상 분해와 노블 아이덴티티가 적용된 부밴드 구조에서 부밴드 인접투사 알고리즘은 투사차원은 $P_s = P/M$ 이다. 이때 P 는 전밴드(fullband) AP 알고리즘의 투사차원이고, M 은 부밴드 수이다. 입력신호 $u(n)$ 와 원하는 신호 $d(n)$ 은 직교 분해 필터(orthogonal analysis filter) $h_i(z)$ 에 의해 부밴드 입력신호 $x_i(n)$ 와 부밴드 원하는 신호 $d_i(n)$ 로 각각 분해된다. $x_{ij}(k)$ 는 부밴드 입력신호 $x_i(n)$ 의 다위상 분해된 성분이다. 여기서 k 는 갱신 지수(iteration index)로서 샘플 지수(sample index) n 과는 $n = Mk, (k = 0, 1, 2, \dots)$ 의 관계를 갖는다. s^o 는 길이 N 의 미지 시스템(unknown system) 계수 벡터로서 M -

부밴드 구조에서 $\mathbf{s}^o = [\mathbf{s}_0^{oT}, \mathbf{s}_1^{oT}, \dots, \mathbf{s}_{M-1}^{oT}]^T$ 와 같이 다 위상 성분으로 표현된다. $\mathbf{s}(k)$ 는 미지 시스템과 같은 길이 N 을 갖는 적응 필터로서 $\mathbf{s}(k) = [\mathbf{s}_0^T(k), \mathbf{s}_1^T(k), \dots, \mathbf{s}_{M-1}^T(k)]^T$ 이며, $\mathbf{s}_i(k)$ 는 적응 필터의 다위상 성분인 길이 $N_s (= N/M)$ 의 적응 부필터이다. P_s 투사차원을 갖는 SAP 알고리즘은 다음과 같다[5].

$$\mathbf{s}(k+1) = \mathbf{s}(k) + \mu \mathbf{U}(k) \mathbf{A}^{-1}(k) \boldsymbol{\epsilon}(k) \quad (1)$$

$$\mathbf{U}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{00}(k) & \mathbf{X}_{10}(k) & \dots & \mathbf{X}_{(M-1)0}(k) \\ \mathbf{X}_{01}(k) & \mathbf{X}_{11}(k) & \dots & \mathbf{X}_{(M-1)1}(k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{X}_{0(M-1)}(k) & \mathbf{X}_{1(M-1)}(k) & \dots & \mathbf{X}_{(M-1)(M-1)}(k) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\mathbf{A}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_0(k) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \mathbf{A}_1(k) & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \mathbf{A}_{M-1}(k) \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}(k) = [\mathbf{e}_0^T(k), \mathbf{e}_1^T(k), \dots, \mathbf{e}_{M-1}^T(k)]^T \quad (4)$$

$$= \mathbf{U}^T(k) \mathbf{s}^o(k) + \mathbf{z}(k) - \mathbf{U}^T(k) \mathbf{s}(k)$$

$\mathbf{U}(k)$ 는 $MN_s \times MP_s$ 크기의 입력신호 행렬로서 $N_s \times P_s$ 부밴드 블록행렬(block matrix) $\mathbf{X}_{ij}(k) = [\mathbf{x}_{ij}(k), \mathbf{x}_{ij}(k-1), \dots, \mathbf{x}_{ij}(k-P_s+1)]$ 들로 구성된다. 여기서 부밴드 블록행렬의 각 요소 $\mathbf{x}_{ij}(k)$ 는 다위상 분해된 과거 N_s 개의 부밴드 입력신호들로 구성되는 $N_s \times 1$ 크기의 벡터로서 $\mathbf{x}_{ij}(k) = [x_{ij}(k), x_{ij}(k-1), \dots, x_{ij}(k-N_s+1)]^T$ 이다. $\mathbf{A}(k)$ 는 $MP_s \times MP_s$ 크기를 갖는 정방행렬이며, $\mathbf{A}(k)$ 의 주대각 성분에 해당하는 행렬 $\mathbf{A}_i(k)$ 는 $P_s \times P_s$ 크기를 갖는 행렬로서 i 번째 부밴드 입력신호들로 구성되는 블록행렬들의 상관행렬의 합으로 $\mathbf{A}_i(k) = \sum_{j=0}^{M-1} \mathbf{X}_{ij}^T(k) \mathbf{X}_{ij}(k)$ 이다. $MP_s \times 1$ 크기의 오차 벡터 $\boldsymbol{\epsilon}(k)$ 는 $P_s \times 1$ 크기의 부밴드 오차벡터 $\mathbf{e}_i(k) = [e_i(k), e_i(k-1), \dots, e_i(k-P_s+1)]^T$ 들에 의해 구성된다. 그리고 $\mathbf{z}(k)$ 는 $MP_s \times 1$ 벡터로서 평균이 0이며 분산이 σ_z^2 인 관측 잡음(observation noise)의 부밴드 분해 성분들인 $P_s \times 1$ 크기의 잡음벡터 \mathbf{z}_i 들에 의해 $\mathbf{z}(k) = [\mathbf{z}_0^T(k), \mathbf{z}_1^T(k), \dots, \mathbf{z}_{M-1}^T(k)]^T$ 와 같다.

III. 가변 스텝사이즈 SAP 알고리즘

식 (1)의 SAP 알고리즘에서 다위상 분해된 $j = m$ 번째 적응 부필터의 계수 갱신식은 부밴드 경사 벡터 (gradient vector) $\nabla_{im} = \mathbf{X}_{im}(k) \mathbf{A}_i^{-1}(k) \mathbf{e}_i(k)$ 의 누적 표현으로 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\mathbf{s}_m(k+1) = \mathbf{s}_m(k) + \mu \sum_{i=0}^{M-1} \nabla_{im} \quad (5)$$

$$= \mathbf{s}_m(k) + \mu \mathbf{X}_{0m}(k) \mathbf{A}_0^{-1}(k) \mathbf{e}_0(k) + \dots$$

$$+ \mu \mathbf{X}_{(M-1)m}(k) \mathbf{A}_{M-1}^{-1}(k) \mathbf{e}_{M-1}(k)$$

여기서 $\mathbf{e}_i(k) = \sum_{j=0}^{M-1} (\mathbf{X}_{ij}^T(k) \mathbf{s}_j^o(k) - \mathbf{X}_{ij}^T(k) \mathbf{s}_j(k)) + \mathbf{z}_i(k)$ 이다. 식 (5)의 적응 부필터는 각 부밴드 입력신호와 부밴드 오차벡터로 구성되는 부밴드 경사벡터들의 합에 의해 갱신된다. 적응 부필터의 수렴성능을 향상하기 위해서는 부밴드 경사벡터별 서로 다른 스텝사이즈를 사용하는 것이 유리하다. 따라서 부밴드 경사벡터에 따라 독립적인 스텝사이즈를 사용하는 적응 부필터의 계수 갱신식을 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\mathbf{s}_m(k+1) = \mathbf{s}_m(k) + \sum_{i=0}^{M-1} \mu_i \mathbf{X}_{im}(k) \mathbf{A}_i^{-1}(k) \mathbf{e}_i(k) \quad (6)$$

식 (6)은 $\mathbf{v}_j(k) = \mathbf{s}_j^o(k) - \mathbf{s}_j(k)$ 로 정의되는 적응 부필터의 계수오차벡터 표현을 사용하면 다음과 같다.

$$\mathbf{v}_m(k+1) = \mathbf{v}_m(k) - \sum_{i=0}^{M-1} \mu_i \mathbf{X}_{im}(k) \mathbf{A}_i^{-1}(k) \mathbf{e}_i(k) \quad (7)$$

식 (7)로부터 적응 부필터의 계수오차벡터의 합 $\mathbf{v}_\Sigma(k) = \sum_{j=0}^{M-1} \mathbf{v}_j(k)$ 를 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\mathbf{v}_\Sigma(k+1) = \mathbf{v}_\Sigma(k) - \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} \mu_i \mathbf{X}_{ij}(k) \mathbf{A}_i^{-1}(k) \mathbf{e}_i(k) \quad (8)$$

평균자승편차(mean square deviation; MSD)는 $E\{\mathbf{v}^T(k) \mathbf{v}(k)\} = E\left\{\sum_{j=0}^{M-1} \mathbf{v}_j^T(k) \mathbf{v}_j(k)\right\}$ 이다. 서로 다른 부밴드로 분해된 신호 $\{x_{ij}(k)\}$ 와 $\{x_{lm}(k)\}$ 는 확률적으로 직교(stochastically orthogonal)이므로 $E\{\mathbf{X}_{ij}^T(k) \mathbf{X}_{lm}(k)\} \approx \mathbf{O}_{P_s}$, $i \neq l$, \mathbf{O}_{P_s} 는 $P_s \times P_s$ 크기의

영행렬(null matrix)이다. 반면, 같은 부밴드에서 서로 다른 다위상 성분으로 분해된 신호들의 자기상관행렬은 $E\{\mathbf{X}_{ij}^T(k)\mathbf{X}_{ij}(k)\} \approx E\{\mathbf{X}_{im}^T(k)\mathbf{X}_{im}(k)\}$, $i \neq m$ 이다. 그리고 충분히 큰 N_s 에 대해 $E\{\mathbf{X}_{ij}^T(k)\mathbf{X}_{im}(k)\} \ll E\{\mathbf{X}_{ij}^T(k)\mathbf{X}_{ij}(k)\}$ 를 만족한다. 또한, $E\{\mathbf{v}_j(k)\mathbf{v}_m^T(k)\} \ll E\{\mathbf{v}_j(k)\mathbf{v}_j^T(k)\}$, $j \neq m$ 이므로 서로 다른 위상 성분으로 구성된 적응 부필터의 상관도는 무시할 수 있다. 즉, $E\{\mathbf{v}_j(k)\mathbf{v}_m^T(k)\} \approx \mathbf{O}_{N_s}$ 이다. 따라서 식 (8)로부터 M -부밴드 SAP 적응 필터의 MSD는 다음을 만족한다.

$$\begin{aligned} E\{\mathbf{v}_\Sigma^T(k+1)\mathbf{v}_\Sigma(k+1)\} & \\ \approx E\{\mathbf{v}_\Sigma^T(k)\mathbf{v}_\Sigma(k)\} & \\ - E\left\{\sum_{i=0}^{M-1}\sum_{j=0}^{M-1} 2\mu_i \mathbf{e}_i^T(k)\mathbf{A}_i^{-1}(k)\mathbf{X}_{ij}^T(k)\mathbf{v}_j(k)\right\} & \\ + E\left\{\sum_{i=0}^{M-1} \mu_i^2 \mathbf{e}_i^T(k)\mathbf{A}_i^{-1}(k)\mathbf{e}_i(k)\right\} & \\ = E\{\mathbf{v}_\Sigma^T(k)\mathbf{v}_\Sigma(k)\} - \Delta(\mu_i) & \end{aligned} \quad (9)$$

식 (9)에서 $\Delta(\mu_i)$ 를 최대로 하는 μ_i 를 선택하면, MSD는 갱신 시점 k 에서 최소가 된다. 이때, $\Delta(\mu_i)$ 를 최대로 하는 $\mu_i^o(k)$ 는 $\partial\Delta(\mu_i)/\partial\mu_i = 0$ 으로 설정함으로써 다음과 같이 구할 수 있다[7].

$$\mu_i^o = \frac{E\left\{\mathbf{e}_i^T(k)\mathbf{A}_i^{-1}(k)\sum_{j=0}^{M-1}\mathbf{X}_{ij}^T(k)\mathbf{v}_j(k)\right\}}{E\{\mathbf{e}_i^T(k)\mathbf{A}_i^{-1}(k)\mathbf{e}_i(k)\}} \quad (10)$$

여기서 $\mathbf{e}_i(k) = \sum_{j=0}^{M-1} \mathbf{X}_{ij}^T(k)\mathbf{v}_j(k) + \mathbf{z}_i(k)$ 이다.

부밴드 오차 $\mathbf{e}_i(k)$ 에서 관측잡음 $\mathbf{z}_i(k)$ 가 i.i.d. (identically and independently distributed)이며, $\mathbf{e}_i(k)$ 가 부밴드 입력신호 $\mathbf{X}_{ij}(k)$ 와 통계적으로 독립(statistically independent)이라면, 잡음 $\mathbf{z}_i(k)$ 와 적응 부필터의 계수 오차벡터 $\mathbf{v}_j(k)$ 와의 상관도는 무시할 수 있으므로 갱신 시점 k 에서 최적의 스텝사이즈 $\mu_i^o(k)$ 는 다음을 만족한다.

$$\mu_i^o(k) = \frac{E\{\|\hat{\mathbf{p}}_i(k)\|_2^2\}}{E\{\|\mathbf{p}_i(k)\|_2^2\} + \sigma_{z_i}^2 \text{tr}\{E\{\mathbf{A}_i^{-1}(k)\}\}} \quad (11)$$

여기서 $\|\hat{\mathbf{p}}_i(k)\|_2^2$ 는 $\mathbf{p}_i(k)$ 의 L2-norm의 제곱으로

$$E\{\|\mathbf{p}_i(k)\|_2^2\} = E\left\{\sum_{j=0}^{M-1} \mathbf{v}_j^T(k)\mathbf{X}_{ij}(k)\mathbf{A}_i^{-1}(k)\mathbf{X}_{ij}^T(k)\mathbf{v}_j(k)\right\}$$

이다. 이때 $\|\mathbf{p}_i(k)\|_2^2$ 에서 $\sum_{j=0}^{M-1} \mathbf{X}_{ij}(k)\mathbf{A}_i^{-1}(k)\mathbf{X}_{ij}^T(k)$ 는 다 위상 분해된 부밴드 입력 $\mathbf{X}_{ij}(k)$ 이 생성(span)하는 $R(\mathbf{X}_{ij}(k))$ 평면으로의 투사 행렬(projection matrix)이다. 따라서 $\mathbf{p}_i(k) = \sum_{j=0}^{M-1} \mathbf{X}_{ij}(k)\mathbf{A}_i^{-1}(k)\mathbf{X}_{ij}^T(k)\mathbf{v}_j(k)$ 는 $R(\mathbf{X}_{ij}(k))$ 평면 상에 $\mathbf{v}_i(k)$ 를 투사하는 것을 의미한다. $\|\mathbf{p}_i(k)\|_2^2 = \sum_{j=0}^{M-1} \mathbf{v}_j^T(k)\mathbf{X}_{ij}(k)\mathbf{A}_i^{-1}(k)\mathbf{X}_{ij}^T(k)\mathbf{v}_j(k)$ 이므로 식 (11)은 다음과 같이 다시 쓸 수 있다[7].

$$\mu_i^o(k) = \frac{E\{\|\hat{\mathbf{p}}_i(k)\|_2^2\}}{E\{\|\mathbf{p}_i(k)\|_2^2\} + \sigma_{z_i}^2 \text{tr}\{E\{\mathbf{A}_i^{-1}(k)\}\}} \quad (12)$$

식 (12)에서 미지 시스템 \mathbf{s}^o 를 모르기 때문에 $\mathbf{p}_i(k)$ 는 직접 계산을 통해 구할 수 없다. 그러나 관찰잡음이 $z_i = 0$ 이라면, $\mathbf{p}_i(k) = \sum_{j=0}^{M-1} \mathbf{X}_{ij}(k)\mathbf{A}_i^{-1}(k)\mathbf{e}_i(k)$ 이다. 이 결과는 잡음이 있는 환경에서도 $\mathbf{p}_i(k)$ 의 기댓값을 생각해보면, $E\{\mathbf{p}_i(k)\} = E\left\{\sum_{j=0}^{M-1} \mathbf{X}_{ij}(k)\mathbf{A}_i^{-1}(k)\mathbf{e}_i(k)\right\}$ 는 유효하다고 할 수 있으므로 $\mathbf{p}_i(k)$ 를 다음과 같이 반복식에 의해 추정할 수 있다[7].

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{p}}_i(k+1) &= \alpha \hat{\mathbf{p}}_i(k) \\ &+ (1-\alpha) \sum_{j=0}^{M-1} \mathbf{X}_{ij}(k)\mathbf{A}_i^{-1}(k)\mathbf{e}_i(k) \end{aligned} \quad (13)$$

여기서 $0 \leq \alpha < 1$ 이다.

식 (13)으로부터 추정된 $\hat{\mathbf{p}}_i(k)$ 를 사용하여 식 (12)의 가변 스텝사이즈를 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\mu_i^o(k) \approx \frac{\|\hat{\mathbf{p}}_i(k)\|_2^2}{\|\hat{\mathbf{p}}_i(k)\|_2^2 + \frac{\sigma_{z_i}^2}{MP_s \sum_{j=0}^{M-1} \|\mathbf{x}_{ij}(k)\|_2^2}} \quad (14)$$

SAP 적응 필터의 수렴 초기에는 $\|\hat{\mathbf{p}}_i(k)\|_2^2 \gg \sigma_{z_i}^2 / MP_s \sum_{j=0}^{M-1} \|\mathbf{x}_{ij}(k)\|_2^2$ 이므로 $\mu_i^o \approx 1$ 이며, 적응 필터가

수렴함에 따라 $\mu_i^o \approx 0$ 으로 접근한다. 따라서 식 (14)의 스텝사이즈는 $0 < \mu_i^o \leq 1$ 범위에서 선택된다.

IV. 시뮬레이션

제안한 알고리즘의 성능 확인을 위해 그림 1의 부밴드 적응시스템 식별 모델을 고려하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행한다. 미지시스템은 방에서 실제 측정된 반향 경로(echo path)의 임펄스 응답으로 $N=1024$ 이다. 부밴드 분해를 위해 사용한 OAF는 Pseudo-QMF 필터뱅크(filter banks)를 사용하였다. 입력신호는 $AR(q)$ 프로세서로서 $G(z) = 1/[a_0 + a_1z^{-1} + \dots + a_qz^{-q}]$ 의 전달함수를 갖는 IIR 필터에 평균이 0인 백색 가우시안 잡음(white Gaussian noise)을 통과시켜 얻었으며, $AR(1)$ 을 위해 $a = [1, -0.9]$, $AR(2)$ 을 위해 $a = [1, -1.6, 0.81]$ 를 사용하였다. 적응 필터의 길이는 반향 경로와 동일한 $L=1024$ 이며, 관측 잡음은 원하는 신호 $d(n)$ 에 $SNR = 30[dB]$ 의 백색 잡음을 추가하였다. 그림 2는 AP[3], CPDSAP[5], VSS-NSAF[9]와 제안한 VSS-SAP 알고리즘의 NMSD (normalized MSD)를 비교한 결과이다. 공정한 비교를 위해 유사한 수렴속도를 가지도록 파라미터를 설정하였다. 전밴드 AP 알고리즘은 수렴속도와 정상상태오차 성능의 기준을 위해 $P=2, \mu=1.0$ 과 $\mu=0.1$ 로 설정하였다. 부밴드 구조에서 고정 스텝사이즈를 사용하는 CPDSAP는 $M=4, \mu=1.0$, 부밴드 구조에서 가변 스텝사이즈를 사용하는 VSS-NSAF는 $M=4, \alpha=0.99, \theta=5, \epsilon_1=0.001, \epsilon_2=1000, \lambda_{\min}=0.001$ 이다. 그리고 제안한 알고리즘에서 $M=4, P_s=2, \alpha=0.95$ 이다.

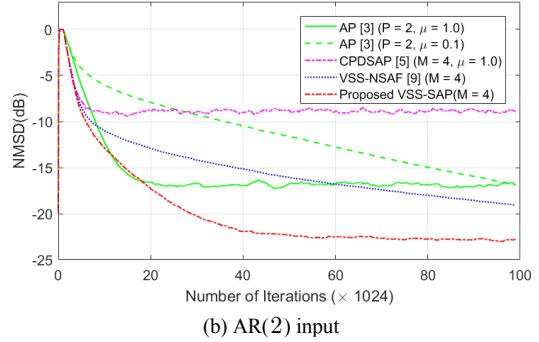
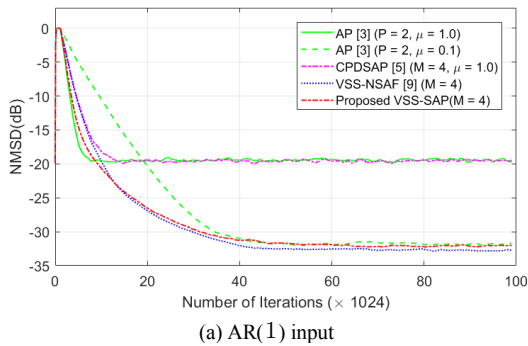


Fig. 2 NMSD($10\log_{10}(E\{\mathbf{v}^T(k)\mathbf{v}(k)\}/\|\mathbf{s}^o\|^2)$) learning curves of AP[3], CPDSAP[5], VSS-NSAF[9] and the proposed VSS-SAP algorithm for $AR(q)$ input signal

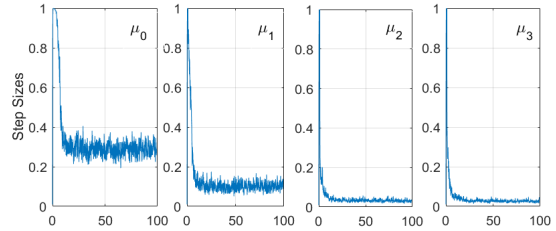


Fig. 3 Change of the step size in each subband

그림 2(a)는 $AR(1)$ 입력에 대한 결과로서 제안한 알고리즘은 전밴드 AP 알고리즘에 비해 빠른 수렴속도 또는 작은 정상상태오차에서 우수한 성능을 보이며, 가변 스텝사이즈를 사용하는 VSS-NSAF 알고리즘과는 유사한 수렴성능을 보인다. 그러나 그림 2(b)와 같이 $AR(1)$ 에 비해 상관도가 높은 $AR(2)$ 입력 신호를 사용할 경우, 제안한 방법은 기존 알고리즘에 비해 빠른 수렴 속도와 작은 정상상태오차를 보인다. 그림 3은 적응 필터의 다위상 성분인 적응 부필터의 수렴정도에 따라 각각의 부밴드 경사벡터별 가변 스텝사이즈의 변화를 보이고 있다. 적응 부필터가 수렴함에 따라 각 가변 스텝사이즈는 초기값 $\mu_i(0) = 1.0$ 으로부터 점차 감소한다.

V. 결론

다위상 분해와 노블 아이덴티티가 적용된 M -부밴드 구조에서 가변 스텝사이즈를 이용하는 SAP 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘에서 적응 부필터는 부

밴드 경사벡터의 합에 의해 갱신되므로 부밴드 경사벡터별 서로 다른 스텝사이즈를 적용함으로써 빠른 수렴 속도와 작은 정상상태오차를 얻을 수 있다. 컴퓨터 시뮬레이션 결과를 통해 제안한 방법의 수렴성능이 기존 알고리즘에 비해 우수함을 확인하였다.

References

- [1] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 4th Ed., NJ:Prentice-Hall, 2002.
- [2] K. A. Lee, W. S. Gan, and S. M. Kuo, *Subband Adaptive Filtering: Theory and Implementation*, Hoboken, NJ: Wiley, 2009.
- [3] K. Ozeki, *Affine Projection Algorithm. In: Theory of Affine Projection Algorithms for Adaptive Filtering*. Mathematics for Industry, vol 22. Tokyo: Springer, 2016
- [4] D. F. Ali, I. Pablo, A. Pablo, Z. David, D. Hugo, S. Miguel, P. Pablo, and A. Cesar, "Multiresolution Speech Enhancement Based on Proposed Circular Nested Microphone Array in Combination with Sub-Band Affine Projection Algorithm," *Applied Sciences*, vol. 10, pp. 1-29, Jun, 2020.
- [5] H. Choi and H. D. Bae, "Subband Affine Projection Algorithm for Acoustic Echo Cancellation System," *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, vol. 2007, pp. 1-12, Dec. 2006.
- [6] T. An, T. Zhang, Y. Geng and H. Jiao, "Normalized Combinations of Proportionate Affine Projection Sign Subband Adaptive Filter," *Scientific Programming*, vol. 2021, pp. 1-12, Aug. 2021.
- [7] H. C. Shin, A. Sayed, and W. J. Song, "Variable Step-Size NLMS and Affine Projection Algorithms," *Signal Processing Letters, IEEE*, vol. 11, pp. 132-135, Feb. 2004.
- [8] N. J. Bershad and J. C. M. Bermudez, "A switched variable step size NLMS adaptive filter," *Digital Signal Processing*, vol. 101, Jun. 2020.
- [9] L. Shi and H. Zhao, "A Normalized Subband Adaptive Filter with Combined Regularization Parameter," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 52, no. 24, pp. 158-162, Dec. 2019.
- [10] P. Wen and J. Zhang, "A novel variable step-size normalized subband adaptive filter based on mixed error cost function," *Signal Processing*, vol. 138, pp. 48-52, Sep. 2017.



최훈(Hun Choi)

1996년 충북대학교 전자공학과 공학사
2001년 충북대학교 전자공학과 공학석사
2006년 충북대학교 전자공학과 공학박사
2006년 ~ 2008년 한국표준과학연구원 Post Doc.
2008년 ~ 현재 동의대학교 전자공학과 교수
※관심분야: 적응신호처리, 계측신호처리, 디지털신호처리 응용